

不同环境因子联接方法对崩岗易发性评价的影响

郭飞^{1,2}, 赖鹏^{1,2}, 陈洋³, 王秀娟^{1,2}, 夏栋⁴, 曹妍^{1,2}

(1.湖北长江三峡滑坡国家野外科学观测研究站, 湖北 宜昌 443002; 2.三峡大学 土木与建筑学院, 湖北 宜昌 443002; 3.中国科学院 南京土壤研究所, 江苏 南京 210000; 4.三峡大学 水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: [目的] 研究不同联接方法对崩岗易发性的影响, 为区域崩岗的精细化空间预测提供理论依据, 进而为合理、经济、高效地做好防灾减灾提供科学支持。[方法] 基于随机森林模型, 选择改进频率比 (ALSA) 与传统频率比 (FR) 两种不同联接方法, 通过地理探测器选取年平均降雨量、年平均降雨侵蚀力、土壤可蚀性、坡长因子、黏粒含量、坡度、砂粒含量、标准化 VH 通道后向散射系数 (表征地表覆被的性质) 作为评价指标, 以江西省兴国县永丰镇为例开展崩岗易发性评价。[结果] ① ALSA-RF 模型较 FR-RF 模型精度更高, ACC, AUC 值分别为 83.89%, 0.893 0; ② 研究区极高、高易发区主要分布于其西南区域, 这与实际崩岗分布情况较吻合。[结论] 改进频率比的联接方法较传统频率比方法可以更好地体现区域崩岗的分布规律, 可为滑坡研究领域中的类似问题提供借鉴。

关键词: 崩岗; 随机森林; 改进频率比; 频率比; 易发性评价

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2022)05-0123-08

中图分类号: P954

文献参数: 郭飞, 赖鹏, 陈洋, 等. 不同环境因子联接方法对崩岗易发性评价的影响[J]. 水土保持通报, 2022, 42(5): 123-130. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2022.05.016; Guo Fei, Lai Peng, Chen Yang, et al. Influence of different environmental factor connection methods on Benggang susceptibility assessment [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2022, 42(5): 123-130.

Influence of Different Environmental Factor Connection Methods on Benggang Susceptibility Assessment

Guo Fei^{1,2}, Lai Peng^{1,2}, Chen Yang³, Wang Xiujuan^{1,2}, Xia Dong⁴, Cao Yan^{1,2}

(1. National Field Observation and Research Station of Landslides in Three Gorges

Reservoir Area of Yangtze River, Yichang, Hubei 443002, China; 2. College of Civil

Engineering & Architecture, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

3. Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing, Jiangsu 210000, China;

4. College of Hydraulic & Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: [Objective] The influence of different connection methods on Benggang susceptibility was studied in order to provide a theoretical basis for the refined spatial prediction of regional Benggang in order to provide scientific supports for reasonable, economical, and efficient disaster prevention and reduction. [Methods] A random forest (RF) model was used to select two different connection methods: the improved frequency ratio (ALSA) and the traditional frequency ratio (FR). Annual average rainfall, annual average rainfall erosivity, soil erodibility, slope length factor, clay content, slope, sand content, and standardized VH channel backscatter coefficient (representing the nature of the surface cover) were used as evaluation indexes of Benggang susceptibility in Yongfeng Township, Xingguo County of Jiangxi Province. [Results] ① The accuracy of the ALSA-RF model was greater than the accuracy of the FR-RF model, and the values of ACC and AUC were 83.89% and 0.893 0, respectively; ② The extremely high and high susceptibility areas in Yongfeng Township were mainly located in the southwest, and this result was in good agreement

收稿日期: 2021-12-06

修回日期: 2022-04-10

资助项目: 国家自然科学基金项目“不同降雨情景下赣南花岗岩区崩岗侵蚀易发性空间预测研究”(42107489); 自然资源部城市自然资源监测与仿真重点实验室开放基金资助项目(KF-2019-04-071); 土木工程防灾减灾湖北省引智创新示范基地(2021EJD026)

第一作者: 郭飞(1987—), 男(汉族), 湖北省襄阳市枣阳市人, 博士, 讲师, 主要从事地质灾害风险评估。Email: ybbnui.2008@163.com。

通信作者: 陈洋(1991—), 男(汉族), 湖北省十堰市竹山县人, 博士研究生, 主要从事数字制图与土壤侵蚀遥感监测。Email: yazchen@163.com。

with the actual situation. [Conclusion] The improved frequency ratio connection method better reflected the distribution law of regional Benggang susceptibility than the traditional frequency ratio method, and provided a reference for similar problems in the field of landslide evaluation.

Keywords: Benggang; random forest; improved frequency ratio; frequency ratio; susceptibility assessment

崩岗是指山坡土体或岩石体风化壳在重力和水力作用下分解、崩塌和堆积的侵蚀现象,是中国南方水土流失的一种特殊侵蚀地貌,集中分布于长江以南的广东、江西、广西、福建、湖南等地^[1-2]。目前中国大、中、小型崩岗仍然有 2.39×10^5 个,侵蚀面积达 $1\,220.05 \text{ km}^2$,且 88.9% 属于活动型崩岗,涉及长江流域、珠江流域和东南沿海诸河流域,直接危害和影响面积达 $1.95 \times 10^4 \text{ km}^2$ ^[3-4]。在过去的 70~120 a 里,由于强降水和地表植被破坏,区域崩岗侵蚀发展迅速,造成了 $9.29 \times 10^9 \text{ t}$ 土壤侵蚀,不仅恶化当地生态环境,还会助长滑坡、泥石流等自然灾害,严重威胁南方红壤低山丘陵地区的国土安全、粮食安全、生态安全和公众安全,严重制约地方生态与社会经济可持续发展^[5-6]。因此,开展崩岗空间预测是生态文明建设背景下实施科学水土保持管理、崩岗预警防控、国土空间规划的迫切需求,具有重要的科学价值与应用前景。

崩岗侵蚀易发性是指一个地区基础环境条件所判定的发生崩岗侵蚀的空间概率,即“什么地方易发生崩岗侵蚀”,是对某一地区现存或潜在崩岗侵蚀的类型、面积(或体积)和空间分布及易发程度的定量评价。这与程冬兵等^[7-9]提出的崩岗风险评估,管家琳等^[10]、季翔等^[11]、李翠漫等^[12]提出的崩岗敏感性评价,陈志强等^[13]、姚莹莹等^[14]提出的崩岗危险性评价所研究的内容是一致的,即确定什么地方易发生崩岗侵蚀,其一般流程为基于崩岗侵蚀孕灾环境条件,构建评价指标体系,选择评价单元,采用合理的数学模型,开展崩岗侵蚀空间预测评价,最后利用人工受试者特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)或其他数学方法及现场进行验证。

较多文献指出,从崩岗样本点中确定崩岗易发性与其环境因子的关系是易发性评价的关键所在,因此选择用以获取输入变量的崩岗—环境因子联接方法非常重要^[15-16]。各类联接法是将崩岗易发性指数与其环境因子联系起来的桥梁^[17],若联接法太粗糙则会导致部分信息丢失从而降低评价模型的预测精度,反之可提高建模的准确性,因此,探讨不同联接方法对崩岗易发性评价的影响具有重要意义。目前用于联接的方法包括证据权法、信息量法、概率法、熵指数、频率比等。其中频率比法由于方法简单且物理意

义明确,是目前应用较多的联接法^[18-19]。为了统计各环境因子不同区间中灾害点的数量,联接法都需将连续型数据的环境因子通过 ArcGIS 自然断点法重分类为离散数据,再统计其中的灾害数量,这一做法不可避免地让数据变得模糊,从而在一定程度上降低了数据的精度。只有将这些连续数据分得足够细才能较好地发现规律,但这样又存在分类太多造成指标数据的不正常跳跃,对评价结果产生影响。而改进频率比模型(automatic landslide susceptibility analyst, ALSA)引入了邻域的概念,通过统计邻域灾害点数,从而达到使用连续数据的目的,进而了解决了这一问题^[20-21]。

另外,在评价模型方面,多选用数据驱动模型,如信息量模型^[22]、逻辑回归模型^[8]、多项式逻辑回归模型^[23]、随机森林模型^[10]、神经网络模型^[23]、支持向量机模型等^[24],亦有学者将多个模型进行对比分析,较为一致地认为,随机森林模型具有对参与评价的变量限制小、无需考虑数据尺度和数据分布、计算效率高、取得高精度的同时超参数调试代价相比神经网络、深度学习等明显较低等优点而被广泛应用于易发性评价模型中^[25]。

综上所述,本文以兴国县永丰镇为研究区,利用地理探测器(GeoDetector)构建崩岗侵蚀评价指标体系,基于随机森林模型,研究不同环境因子联接方法——改进频率比(ALSA)、传统频率比(FR)对崩岗易发性评价结果的影响。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

赣州市崩岗数量和面积均居江西省各市之首,是中国南方红壤丘陵区崩岗侵蚀的典型区域^[26]。兴国县位于赣州市北部,其中的崩岗灾害也名列前茅。本次研究区位于兴国县西南方向的永丰镇($110^{\circ}7' - 110^{\circ}18' \text{ E}$, $26^{\circ}13' - 26^{\circ}21' \text{ N}$),总面积为 161 km^2 (图 1)。永丰镇地貌以低山、丘陵为主,地势西南高,东北低,海拔一般为 $140 \sim 578 \text{ m}$ 。研究区地处亚热带季风湿润气候,年降水量达 $1\,600 \text{ mm}$,年均气温 18° C ,无霜期 280 d。全镇河网密布,共有永丰河、洙坊河、凌源河、茶石河、蕉溪河,河流全长 36 km 。地层主要为燕山期花岗岩为主,这也是崩岗侵蚀的主要物质来源。

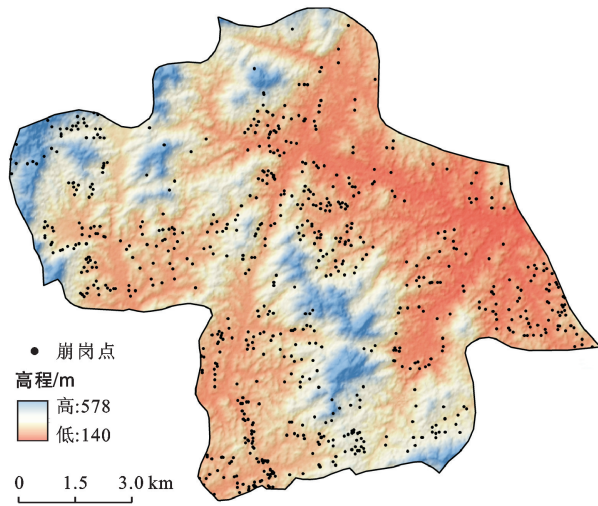


图 1 江西省赣州市兴国县永丰镇高程及崩岗点位置

1.2 环境因子数据

基础数据精度将会直接影响崩岗易发性评价结果的可靠性,本文从多个开源数据库中获取了研究区影响崩岗发育的潜在环境因子(表 1),崩岗点数据来

源于《南方崩岗防治规划(2008—2020 年)》。崩岗易发性受地质、地形、地表覆被、土壤性质、地表水文及人为活动等不同环境因子综合影响的结果,对环境因子选取尚未形成统一标准^[27]。地理探测器是揭示某种现象背后影响因子的一种新的统计方法^[28],其无需对数据做任何假设,在遥感和地球科学领域得到广泛应用^[29]。其核心思想是若解释变量(自变量)对被解释变量(因变量)有重要影响,则解释变量和被解释变量的空间分布应该相似,这种相似性可以根据局部方差与整体方差的比率来衡量,即解释力^[30-31]。本文采用地理探测器从 19 个环境因子(表 1)中选取解释力最大的 8 个环境因子作为评价指标(图 2),分别为年平均降雨量(MAP)、年平均降雨侵蚀力(R)、土壤可蚀性(K)、坡长坡度因子(LS-factor)、黏粒含量(clay)、坡度(slope)、砂粒含量(sand)、标准化 VH 通道后向散射系数(VH)(图 3)。为便于崩岗建模分析,将所有环境因子统一至 WGS-1 984-UTM Zone-50 N 投影系统,并利用 cubic 方法重采样至 10 m 的空间分辨率。

表 1 江西省赣州市兴国县永丰镇崩岗研究基础数据来源

数据名称	数据类型	分辨率或比例尺	数据来源
VH	栅格(.tif)	10 m	Sentinel-1(2019 年 11 月至 12 月) (https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home), 利用 Google Earth Engine 平台处理后提取
VV			
FVC	栅格(.tif)	10 m	Sentinel-2(2019 年 11 月至 12 月) (https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home), 利用 Google Earth Engine 平台处理后提取
LAI			
CI			
BI			
MSAVI			
PlanC			
LS-factor	栅格(.tif)	12.5 m	ALOS-1 卫星(2009 年) (https://search.asf.alaska.edu/#/)
slope/(°)			
ProfC			
Aspect/(°)			
TWI			
SPI			
PlanC			
$R/[(MJ \cdot mm \cdot (hm^2 \cdot h \cdot a)^{-1})]$	栅格(.tif)	1 km	资源学科创新平台(1981—2010 年) (http://www.data.ac.cn/)
MAP/mm			
$K/[t \cdot hm^2 \cdot h/hm^2 \cdot (MJ \cdot mm)]$			
clay/%			
sand/%			

注:MAP为年平均降雨量;R为年平均降雨侵蚀力;K为土壤可蚀性;LS-factor为坡长坡度因子;clay为黏粒含量;sand为砂粒含量;VH为标准化VH通道后向散射系数;FVC为植被覆盖度;LAI为叶面积指数;ProfC为剖面曲率;Aspect为坡向;VV为标准化VV通道后向散射系数;TWI为地形湿度指数;CI为着色指数;PlanC为平面曲率;BI为亮度指数;MSAVI为修正土壤调整植被指数;SPI为水动力指数,其中VV,VH表征的是地表覆被的性质,即通过雷达信号探测获取的地物特性。下同。

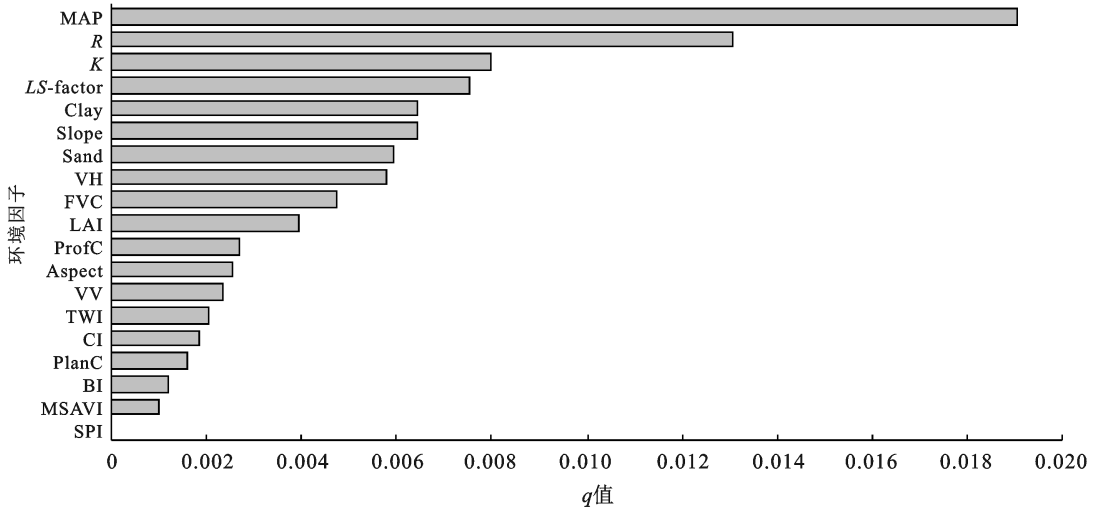


图 2 江西省赣州市兴国县永丰镇 19 个环境因子的解释力 q 值

2 研究方法

各类联接方法是将崩岗易发性指数与其环境因子联系起来的重要纽带,为了统计各环境因子不同区间中灾害点的数量,传统的联接法都需要将连续型数据的环境因子通过重分类模糊为离散数据,从而降低了数据的精度。故本文提出的 ALSA 联接方法可以解决上述问题。另外,传统的联接方法中,FR 由于其方法简单且物理意义明确较为常用,故本文采用自然断点法将上述 8 个环境因子重分类为 5 类用于构建 FR-RF 模型,以期比较 FR 和 ALSA 两种联接方法的性能。

2.1 不同联接方法

2.1.1 频率比模型 通过 FR 统计各环境因子不同区间中崩岗数量与该区间的面积来表征各区间对于崩岗发生的相对影响程度,其公式如下:

$$FR_i = \frac{S_{D_i}/S_i}{S_D/S} \quad (1)$$

式中: FR_i 代表第因子层中第 i 个因子类的频率比值; S_{D_i} 代表第 i 个因子类中发生崩岗的面积(或个数); S_i 代表第 i 个因子类的面积; S_D 代表研究区中发生崩岗的面积(或个数); S 代表研究区的总面积。

2.1.2 改进频率比模型 ALSA 模型是一种改进的频率比模型,2017 年被首次提出^[20]。ALSA 模型的优点是无需对连续型数据进行重分类模糊为离散数据。其核心思想是先将连续性数据进行归一化,再以归一化后的单因子值为中心,统计其邻域范围内的崩岗数量和该邻域的面积,通过上述 FR 模型公式计算不同单因子值对于崩岗发生的相对影响程度。

2.2 随机森林模型

随机森林模型(RF)是一种分类方法,它是由多个弱决策树模型组合而成。不同的弱决策树模型对样本进行随机抽样训练,通过集合多个决策树模型对新样本的结果来判断新样本的最终结果。因为随机森林中不同决策树的训练数据集不同,所以训练出来的决策树模型也具有差距,通过投票和取平均值等方法来获得最终的决策(见图 4)。

3 建模过程及结果与分析

3.1 FR-RF 和 ALSA-RF 的易发性建模过程

基于 10 m 分辨率的数字高程模型(DEM)开展崩岗易发性评价,具体建模过程如下。

(1) 在 ArcGIS 10.4 软件中将各个环境因子栅格单元转化矢量点格式,进一步将不同环境因子的矢量点对象链接在一起并赋予 FR 值和 ALSA 值。详见图 3 中的环境因子的 FR 和 ALSA 值被作为 RF 模型的自变量(即输入变量)。其中,赋予 FR 值前采用自然间断点法将上述环境因子重分类为 5 类,采用式(1)计算频率比值,赋予 ALSA 值时利用了 ALSA^[20]这一 ArcGIS 插件直接赋值。

(2) 745 处崩岗点在 ArcGIS 软件中将其易发性赋值为 1;同时在整个研究区随机选择 745 个点数据作为非崩岗点数据,进一步将非崩岗点赋值为 0,这些被赋值为 1,0 的栅格单元属性值即为 RF 模型的因变量(即输出变量)。

(3) 上述矢量点对象需要从 ArcGIS 10.4 软件中导出到对应的机器学习建模软件中去,比如 RF 模型可在 Python 中采用 scikit-learn 框架下的 RandomForestClassifier 构建,其输出的结果为预测为 1 的概率值。

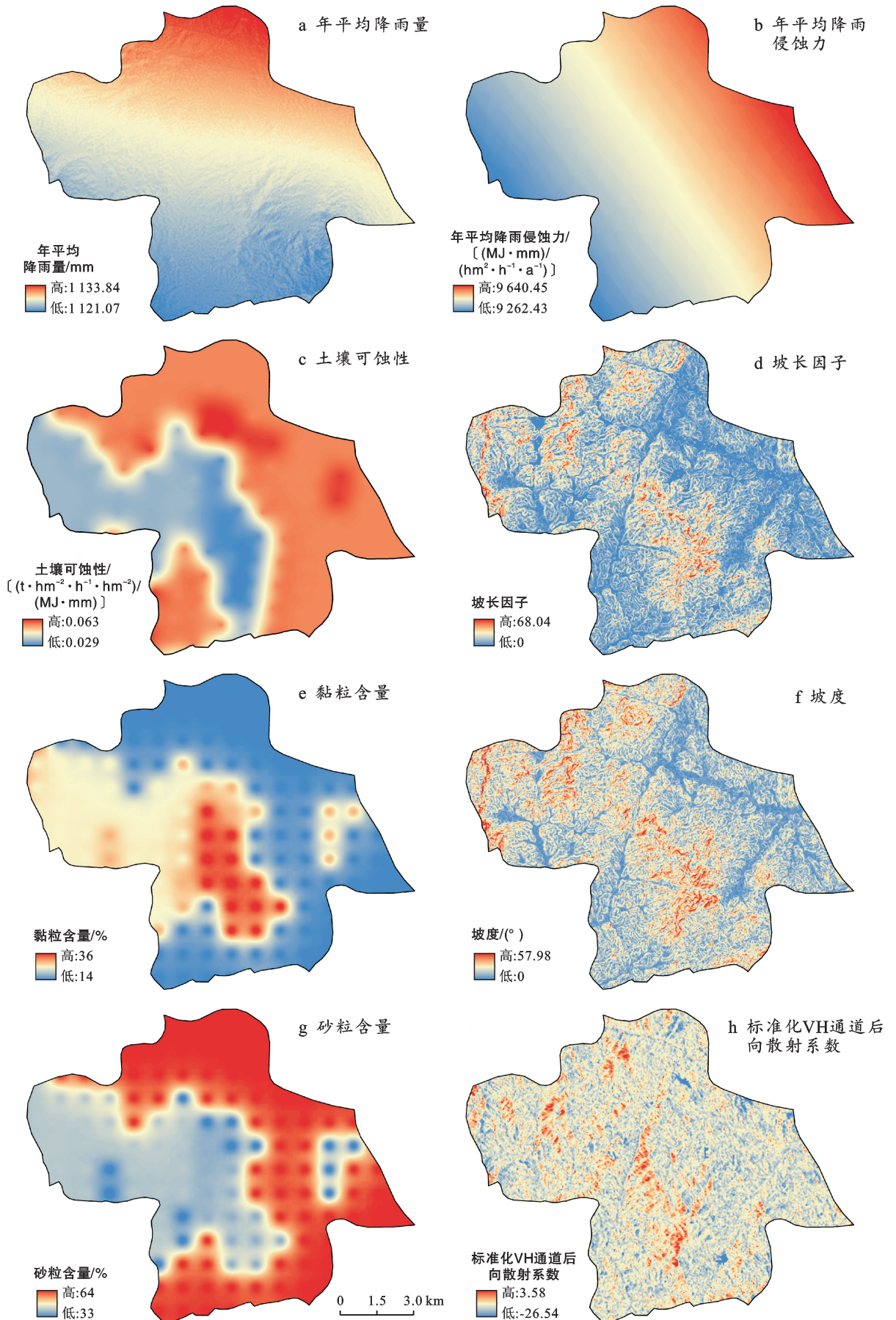
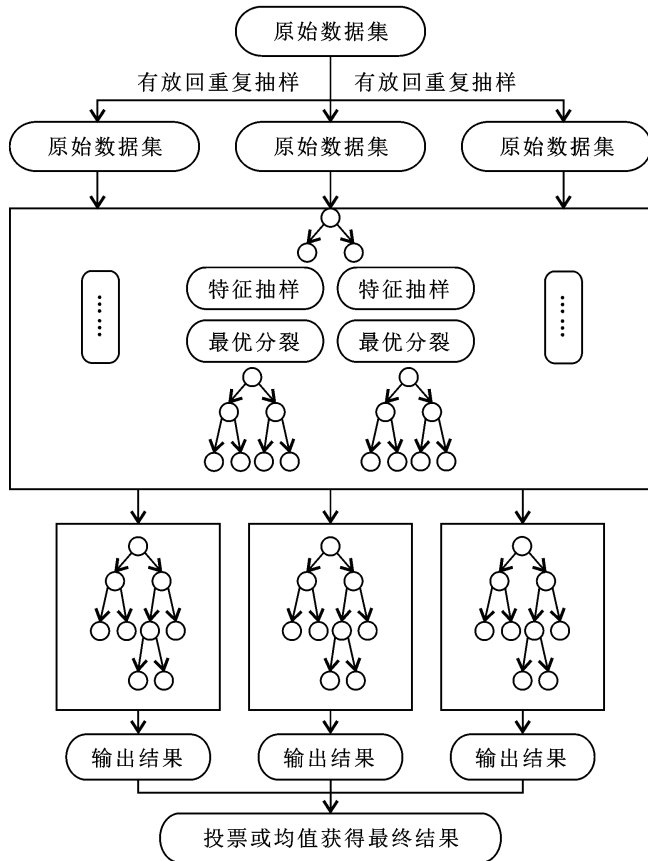


图 3 江西省赣州市兴国县永丰镇崩岗易发性环境因子

图 4 随机森林算法示意图^[32]

(4) 将第(2)步中总计 1 490 个崩岗点和非崩岗点与其对应的环境因子 FR 值和 ALSA 值相联接, 进一步将崩岗和非崩岗点按 7 : 3 比例随机划分为模型

训练集和测试集两部分。以此开展 RF 模型的训练测试工作。

(5) 利用训练完成的 FR-RF 模型和 ALSA-RF 模型分别对整个研究区的 1 153 221 个待预测的点对象(包含输入变量, 其输出变量不参与计算)开展崩岗易发性预测, 进一步将所有点的易发性值导入 ArcGIS 10.4 软件中并转化为栅格单元。

(6) 各栅格单元的属性值即反映了崩岗易发性值, 可在 ArcGIS 10.4 软件中利用自然间断点法划分出低、中、高、极高 4 个易发区从而实现崩岗易发性制图。

3.2 结果与分析

传统频率比—随机森林 (FR-RF) 模型和改进频率比—随机森林 (ALSA-RF) 模型预测的永丰镇崩岗易发性结果如图 5 和表 2 所示。其中 FR-RF 和 ALSA-RF 模型预测的极高、高易发区分别占研究区总面积的 59.11% 和 54.43%, 从中可以看出 FR-RF 模型的结果较 ALSA-RF 模型的结果更为保守一些。尽管 FR-RF 较 ALSA-RF 模型的极高、高易发区范围更大, 但落在其中的崩岗点数却比 ALSA-RF 模型少了 14 个, 表明 ALSA-RF 模型更为精确可靠。

由表 2 可知, 随着崩岗易发性级别升高, 各级别内崩岗密度逐渐增大。将极高和高易发区的崩岗密度之和除以 4 个易发区崩岗密度之和, 就可以得到该模型的崩岗密度预测精度^[18]。FR-RF 和 ALSA-RF 模型的崩岗预测精度分别为 0.768, 0.814, 由此可见 ALSA-RF 模型的崩岗密度预测精度更高。

表 2 FR-RF 与 ALSA-RF 模型易发性图的频率比精度分析

模型	易发性等级	全区栅格数	全区栅格比例/%	崩岗栅格数	区内崩岗比例/%	崩岗密度
FR-RF	低	226 320	19.63	28	3.76	0.192
	中	245 214	21.26	92	12.35	0.581
	高	225 506	19.55	127	17.05	0.872
	极高	456 181	39.56	498	66.85	1.690
ALSA-RF	低	287 708	24.95	30	4.03	0.161
	中	237 810	20.62	76	10.20	0.495
	高	201 629	17.48	137	18.39	1.052
	极高	426 074	36.95	502	67.38	1.824

3.3 模型验证和比较

用于评估分类模型性能好坏的指标通常是精度 (ACC), 其定义为测试集样本中崩岗被正确识别的频率。AUC 值 (ROC 曲线下面积) 是用于评估模型性能的重要指标, AUC 值越接近 1, 表示在模型的可预测性方面性能更好。

FR-RF 的 ACC, AUC 值分别为 76.51% 和 0.845 1,

而 ALSA-RF 的 ACC, AUC 值达到了 83.89% 和 0.893 0, 表明 FR-RF 和 ALSA-RF 的预测精度都较好, 但 ALSA-RF 的预测精度更好 (图 6)。相较于 FR-RF, ALSA-RF 的 ACC 和 AUC 分别提高了 7.38% 和 5.67%, 表明 ALSA-RF 模型的易发性预测精度优于 FR-RF 模型。尽管整体上两者都有较好的预测性能, 但 ACC 和 AUC 以及上文提到的频率比精

度都一致表明本文所提出的 ALSA-RF 模型有更好的预测性能。可见 ALSA-RF 模型预测的崩岗易发性更好地体现了区域崩岗的空间聚集性特征和分布规律。ALSA-RF 模型中极高、高易发区占研究区总面积

54.43%，表明永丰镇大部分区域崩岗易发性较高；由图 6 可知，ALSA-RF 模型预测的永丰镇崩岗易发性图中，低易发区整体上分布在永丰镇东北部，而极高和高易发区主要集中在永丰镇西南部。

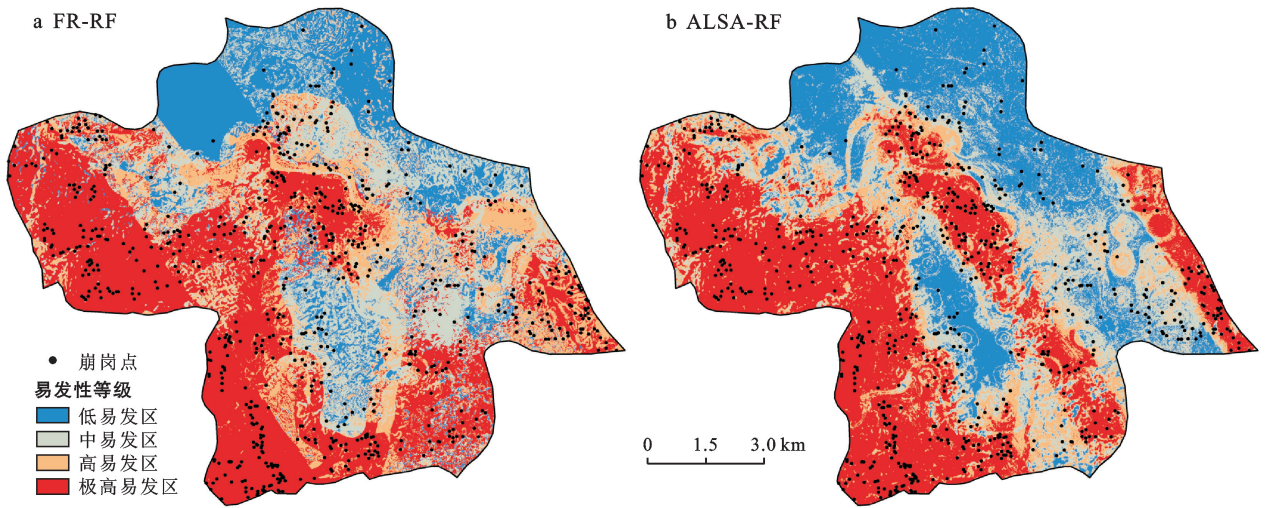


图 5 不同联接方法—随机森林模型的崩岗易发性分区结果

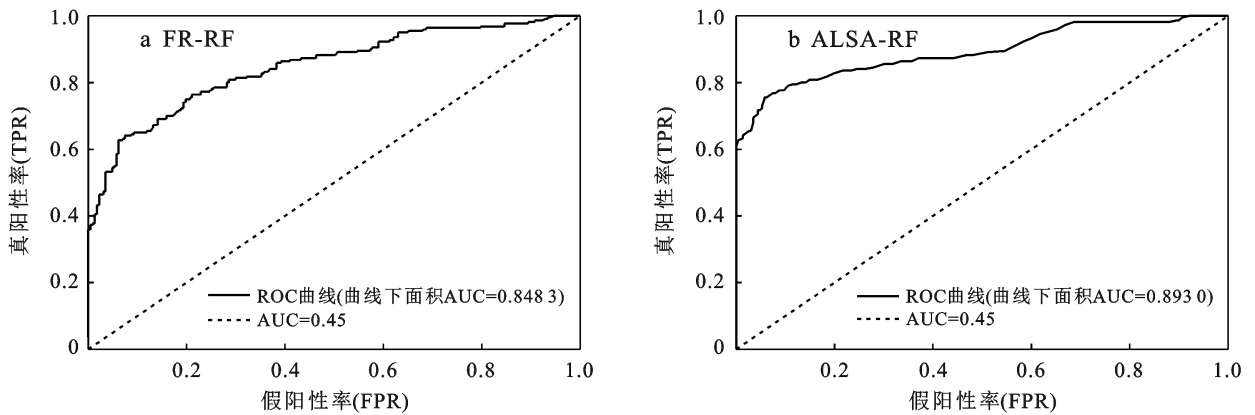


图 6 不同联接方法—随机森林模型的 ROC 曲线和 AUC 值

4 结论

本文基于崩岗发育的环境条件，利用地理探测器构建评价指标体系，选用随机森林模型，考虑不同环境因子联接方法对崩岗易发性精度的影响，得到如下研究结论。

(1) 改进频率比法作为联接方法，克服传统联接方法将连续型数据的环境因子重分类为离散数据，从而让数据变得模糊这一缺点，与随机森林模型结合，在一定程度上提高了预测精度。

(2) 研究区低、中、高、极高易发区所占面积比例分别为 24.95%，20.62%，17.48%，36.95%。其中，高、极高易发区占研究区总面积的 54.43%，表明永丰镇大部分区域崩岗易发性较高。兴国县永丰镇崩岗

灾害易发性呈现集中分布，低易发区主要分布在永丰镇东北区域，而高、极高易发区主要分布于永丰镇西南区域。

[参 考 文 献]

[1] 程冬兵,李定强,胡建民,等.崩岗侵蚀风险评估及分类防控关键技术研究[M].北京:科学出版社,2018.
 [2] 刘希林.全球视野下崩岗侵蚀地貌及其研究进展[J].地理科学进展,2018,37(3):342-351.
 [3] 季翔,黄炎和,林金石,等.基于 CA-Markov 模型与 ANUDEM 内插法的崩岗侵蚀量预估[J].农业工程学报,2018,34(21):128-136.
 [4] 刘洪鹄,谢浩,钱峰.南方崩岗侵蚀机理及治理浅见[J].人民长江,2019,50(2):30-34.
 [5] Liu Xilin, Qiu Jinan, Zhang Dalin. Characteristics of

- slope runoff and soil water content in Benggang colluvium under simulated rainfall [J]. *Journal of Soils and Sediments*, 2018, 18(1):39-48.
- [6] Liu Weiping, Ouyang Guoquan, Luo Xiaoyan, et al. Moisture content, pore-water pressure and wetting front in granite residual soil during collapsing erosion with varying slope angle [J]. *Geomorphology*, 2020, 362: 107210.
- [7] 程冬兵,张平仓.南方崩岗侵蚀风险评估构想[J].水土保持通报,2016,36(4):346-350.
- [8] 程冬兵,赵元凌,张平仓,等.基于 Logistic 模型的江西省崩岗侵蚀风险评估[J].中国水土保持科学,2017,15(6): 106-116.
- [9] 程冬兵,赵元凌,张平仓,等.基于双变量熵信息法的江西省崩岗侵蚀风险评估[J].长江科学院院报,2019,36(2): 27-32.
- [10] 管家琳,黄炎和,林金石,等.基于信息量模型与随机森林模型的崩岗风险对比评估[J].山地学报,2021,39(4):539-551.
- [11] 季翔,黄炎和,林金石,等.基于生态位适宜度的南方花岗岩区崩岗发生敏感性评价方法[J].中国农业大学学报,2017,22(10):159-168.
- [12] 李翠漫,许贵林,卢远.广西桂东南区域崩岗关键影响因素及敏感性研究[J].长江科学院院报,2020,37(3): 131-136.
- [13] 陈志强,陈志彪,陈丽慧.南方红壤侵蚀区典型流域土壤侵蚀危险性评价[J].土壤学报,2011,48(5):1080-1082.
- [14] 姚莹莹,黄炎和,林金石,等.基于最小累积阻力模型的崩岗侵蚀危险性分区:以安溪县小流域为例[J].应用生态学报,2022,33(5):1370-1376.
- [15] 李文彬,范宣梅,黄发明,等.不同环境因子联接和预测模型的滑坡易发性建模不确定性[J].地球科学,2021, 46(10):3777-3795.
- [16] Huang Faming, Ye Zhou, Jiang Shuihua, et al. Uncertainty study of landslide susceptibility prediction considering the different attribute interval numbers of environmental factors and different data-based models [J]. *Catena*, 2021, 202:105250.
- [17] Hong Haoyuan, Chen Wei, Xu Chong, et al. Rainfall-induced landslide susceptibility assessment at the Chongren area (China) using frequency ratio, certainty factor, and index of entropy [J]. *Geocarto international*, 2017, 32(2):139-154.
- [18] 黄发明,胡松雁,闫学涯,等.基于机器学习的滑坡易发性预测建模及其主控因子识别[J].地质科技通报, 2022,41(2):79-90.
- [19] Long Jingjing, Liu Yong, Li Changdong, et al. A novel model for regional susceptibility mapping of rainfall-reservoir induced landslides in Jurassic slide-prone strata of Western Hubei Province, Three Gorges Reservoir area [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2021, 35(7):1403-1426.
- [20] Li Langping, Lan Hengxing, Guo Changbao, et al. A modified frequency ratio method for landslide susceptibility assessment [J]. *Landslides*, 2017, 14(2): 727-741.
- [21] 李郎平,兰恒星,郭长宝,等.基于改进频率比法的川藏铁路沿线及邻区地质灾害易发性分区评价[J].现代地质,2017,31(5):911-929.
- [22] 孙昆,程冬兵,贺佳杰,等.崩岗侵蚀发生风险评估方法的对比研究:以广东省为例[J].中国水土保持,2018(3):51-54.
- [23] Wei Yujie, Wu Xinliang, Wang Junguang, et al. Identification of geo-environmental factors on Benggang susceptibility and its spatial modelling using comparative data-driven methods [J]. *Soil and Tillage Research*, 2021, 208:104857.
- [24] Gayen A, Pourghasemi H R, Saha S, et al. Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 668:124-138.
- [25] 吴润泽,胡旭东,梅红波,等.基于随机森林的滑坡空间易发性评价:以三峡库区湖北段为例[J].地球科学, 2021,46(1):321-330.
- [26] 廖凯涛,刘艳,刘荃,等.赣州市崩岗侵蚀分布特征与影响因素分析[J].水土保持研究,2021,28(6):126-130.
- [27] Luo Wei, Liu C C. Innovative landslide susceptibility mapping supported by geomorphon and geographical detector methods [J]. *Landslides*, 2018, 15(3):465-474.
- [28] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报,2017,72(1):116-134.
- [29] Luo Wei, Jasiewicz J, Stepinski T, et al. Spatial association between dissection density and environmental factors over the entire conterminous United States [J]. *Geophysical Research Letters*, 2016, 43(2): 692-700. <https://doi.org/10.1002/2015gl066941>
- [30] Wang Jinfeng, Hu Yi. Environmental health risk detection with GeogDetector [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2012, 33:114-115.
- [31] Wang Jinfeng, Zhang Tonglin, Fu Bojie. A measure of spatial stratified heterogeneity [J]. *Ecological Indicators*, 2016, 67:250-256.
- [32] 郑迎凯,陈建国,王成彬,等.确定性系数与随机森林模型在云南芒市滑坡易发性评价中的应用[J].地质科技通报,2020,39(6):131-144.